

# WEEKLY REPORT

张建伟

September 16, 2018

## 1 上周工作

### 1.1 AIIA 比赛

比赛复赛被淘汰了. 后面不需要再做比赛相关的事情.

### 1.2 目前的工作

1. 把 2D DenseUNet 的结果提交到 LiTS 网站, 肿瘤分割的 Dice 系数为 0.635, 肝脏分割的 Dice 为 0.957
2. 完成了 3D DenseUNet 的训练和调试
3. 本周四和蔡老师确定了下半年的科研方向和投稿计划

### 1.3 科研计划

本周四和蔡老师讨论了论文投稿计划, 蔡老师打算投明年的 MICCAI, 大概在今年年底要完成实验和论文写作. 整体的思路为:

- 采用肝脏的三期数据训练神经网络分割肿瘤
- 在分割肿瘤的同时对肿瘤进行分级. 根据 Li-RADs 标准, 可以通过分析三期图像中肿瘤和肝脏的多个特征变化来对肿瘤分级.
- 配合目前昆捷正在做的 Li-RADs 系统自动产生肿瘤报告.

由于目前公开数据集 LiTS 中仅有单期数据, 所以之后的实验全部使用 MGH 提供的数据. 目前经过 3D QI 配准后相对比较好的 CT 样本有 115 例 (每例均包含动脉期, 门脉期和延迟期三期增强 CT 扫描). 并且现在的 115 例数据为 4 5 级肿瘤, 缺乏 1 3 级肿瘤的数据, 所以后续需要标注更多的样本.

## 2 下周工作

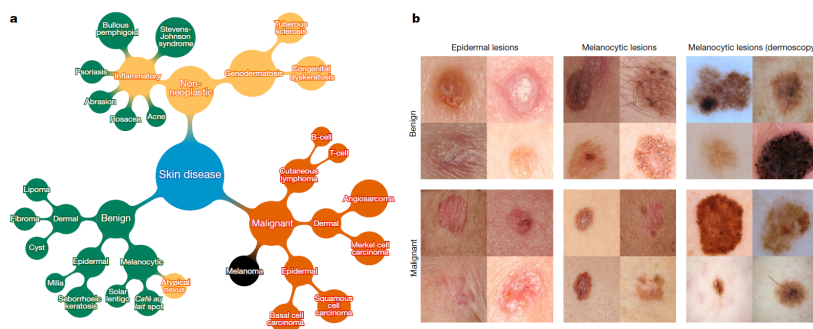
下周要开始上课了, 所以工作进度可能会慢一些.

- 使用现有的 2D DenseUNet 和 3D DenseUNet 训练 MGH 的数据, 调参得到一个尽可能好的结果作为实验的基准 (后期补充数据后基准需要重新调整).
- 完成多期数据网络的构建和调试, 网络结构我目前有了一个初步的想法, 打算先进行实验和调试.
- 开始阅读机器学习的基础书, Machine Learning: A Probabilistic Perspective. 这本书共 28 章, 我计划每周阅读 1 2 个章节, 按照内容多少适当调整. 并且每周完成一篇本周阅读内容总结.

## 3 论文阅读

### 3.1 Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks

本文是 2017 年 1 月发表于 Nature. 本文的工作是基于深度神经网络的皮肤癌分类. 作者搜集了多个公开的皮肤癌数据集以及从医院获取了一部分数据, 组成了包含 129450 张皮肤癌图像的大型数据集. 这些图片根据其外观和临床上疾病的相似度总共分为 2032 类, 并构成一棵类别树. 树根为皮肤癌; 一级树枝为非肿瘤, 良性肿瘤, 恶性肿瘤; 二级树枝包含黑色素瘤, 黑色素细胞, 真皮, 表皮等 9 个类别等等如图所示. 本文给出了一个递归算法用于合并较小的类别, 以使得所有的类别数量不至于太少且不超过某个阈值. 最终得到 757 个类用于训练神经网络. 本文使用的神经网络为 Google Inception v3 网络, 并且使用了在 ImageNet 上预训练的权重迁移学习. 在测试阶段, 仅使用一级的三个类别和二级的九个类别分别进行测试. 同时和两名皮肤病专家的分类结果进行对比, 结果表明 CNN 在两种测试集类别上的表现均超过了皮肤病专家.



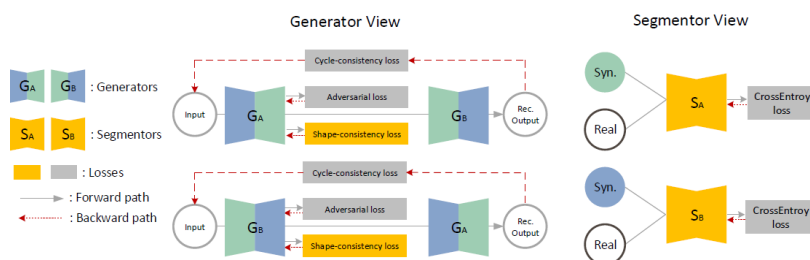
此外, 为了进一步比较 CNN 和人类专家, 作者在测试集上选取了一部分同时让 CNN 与 21 名专家进行分类, 最终得到的 AUC 曲线表明 CNN 的分类效果均超过了专家分类效果的平均值, 几乎所有专家的分类效果均弱于 CNN.

### 3.2 Translating and Segmenting Multimodal Medical Volumes with Cycle- and Shape-Consistency Generative Adversarial Network

本文 2018 年发表于 CVPR. 本文的任务是心脏 CT 与 MRI 图像的相互转换. 本文有以下几个贡献:

- 使用未配对的 CT/MRI 数据生成逼真的 3D 医学图像 (CT 转 MRI, MRI 转 CT)
- 保证生成图像的解剖学结构不破坏
- 使用有限的训练样本提升分割精度

整体网络结构如下图所示.



由于样本是未配对的, 所以本文使用了 CycleGAN 来训练两个生成器  $G_A$  和  $G_B$ . 但是 CycleGAN 的问题在于  $G_A$  和  $G_B$  同时作用互逆的几何变换  $T$  和  $T^{-1}$  是可以使 CycleGAN 的输出结果不变的, 这就会导致两个生成器生成图像的解剖结构会遭到损失. 所以本文提出了保持”形状一致性”的方法: 引入两个辅助映射  $S_A: A \rightarrow Y$  和  $S_B: B \rightarrow Y$ , 来约束合成样本的几何不变性. 而这两个映射是语义分割, 由两个 CNNs 来完成.

### 3.3 Machine Learning: A Probabilistic Perspective

本周读完了 Chapter 1: Introduction. 本章主要介绍了机器学习的一些基本概念和监督学习、无监督学习的一些基础内容.

